

ردیابی وفقی اهداف متحرک هوایی بر اساس اطلاعات رنگ با استفاده از الگوریتم صافی ذره

عقیل عبیری^{۱*}، محمدرضا محزون^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه جامع امام حسین (ع) ۲- استادیار دانشگاه جامع امام حسین (ع)

(دریافت: ۹۲/۰۷/۰۵، پذیرش: ۹۲/۱۱/۲۳)

چکیده

در این مقاله با استفاده از صافی ذره و بهره‌گیری از اطلاعات رنگ اهداف، روشی به منظور ردیابی اهداف متحرک هوایی ارائه شده است. تعیین تعداد مراحل بازنمونه برداری در الگوریتم فیلتر ذره از عوامل مهم تاثیرگذار در مدت زمان پردازش هر فریم می‌باشد. در مقاله حاضر با تغییر شعاع کرنل گوسی متناسب با ابعاد هدف، این مراحل در هر فریم به صورت وفقی تعیین شده که منجر به کاهش زمان پردازش تا حدود یک-پنجم شده است. با تخمین چگالی کرنل، هیستوگرام وزن دار شده مولفه‌های رنگی مدل هدف به دست آمده و با لحاظ نمودن واریانس یک نویز تصادفی در محل حاضر، موقعیت ذرات کاندید در فریم بعد پیشگویی می‌شوند. همچنین هیستوگرام وزن دار شده مولفه‌های رنگی این ذرات کاندید با همان چگالی کرنل، به عنوان مدل ذرات کاندید با مدل هدف مقایسه شده و توسط فاصله باتاچاریا، ذرات کاندید وزن دار می‌گردند. الگوریتم بازنمونه برداری با تعداد مراحل وفقی، موقعیت هدف را در فریم بعدی تخمین می‌زند. سرانجام شعاع کرنل با لبه‌یابی، بر تغییرات مدل هدف منطبق می‌شود.

واژه‌های کلیدی: بازنمونه برداری، فاصله باتاچاریا، صافی ذره، صافی کالمن پیشرفته، هیستوگرام وزن دار شده، کرنل گوسی

۱. مقدمه

تخمین برای سامانه‌های خطی با نویز گوسی، بر پایه الگوریتم صافی کالمن بیان می‌گردد و برای سامانه‌های غیرخطی با نویز گوسی، سامانه قبل از به کارگیری صافی کالمن^۱ باید با بسط تیلور مرتبه اول حول بهترین تخمین موجود، خطی شود که این خطی سازی نزدیک حالت تخمین زده، انجام می‌گیرد و تحت الگوریتم صافی کالمن پیشرفته^۲ (EKF) بیان می‌گردد [۱]. اما برای سیستم‌های غیرخطی به ویژه اگر توزیع نویز نیز غیرگوسی باشد، به جای خطی کردن سامانه جهت استفاده از صافی کالمن، مسئله تخمین را می‌توان به صورت مستقیم نیز انجام داد و تابع توزیع چگالی احتمال را به صورت عددی و شمارشی بدست آورد.

امروزه با رشد روش‌ها و شیوه‌های آماری، مسئله تخمین یک پارامتر یا حالت یک سامانه غیرخطی تصادفی در کنار مشاهدات و اندازه‌گیری‌های نویزی، توسط تکنیک تخمین مونت کارلو^۳ برای مسائل پیچیده آماری انجام می‌گیرد که در قالب الگوریتم صافی ذره^۴ (PF) بیان می‌گردد [۲].

امروزه تلاش‌های وسیعی در زمینه تشخیص و ردیابی اجسام متحرک از طریق پردازش تصویر صورت پذیرفته است و الگوریتم‌های متنوعی نیز در این زمینه طراحی و به صورت سخت‌افزاری با استفاده از DSP و FPGA پیاده‌سازی شده‌اند [۱]. با توجه به نوع عملیات و میزان اهمیت دقت و سرعت و ... الگوریتم مناسب انتخاب می‌گردد. ردیابی اهداف بر اساس تعیین موقعیت جسم در فریم‌های متوالی تصویر انجام می‌پذیرد. برای ردیابی بلادرنگ اجسام متحرک مانوری همچنین جهت کاهش تاثیر نویز، از روش‌های بازگشتی تخمین بیزین استفاده می‌گردد.

تکنیک‌های تخمین اغلب بر اساس الگوی فیشر یا الگوی بیزین بیان می‌گردند [۱]. در الگوی بیز، پارامتر مجهول تغییر تصادفی دارد و حال آنکه در الگوی فیشر، پارامتر مجهول ثابت می‌باشد. دیدگاه تئوری بیز در تعیین موقعیت و ردیابی اجسام متحرک، بر اساس تخمین از یک معادله بازگشتی می‌باشد.

1- Kalman Filter(KF)
2- Extended Kalman Filter(EKF)
3- Monte Carlo
4- Particle Filter(PF)

* رایانامه نویسنده پاسخگو: g9111645208@ihu.ac.ir

$$f(x_k) \approx f(x_{k|k}) + F_k(x_k - x_{k|k}), \quad (3)$$

$$F_k^T = \nabla_x f^T(x)|_{x=x_{k|k}}$$

$$h(x_k) \approx h(x_{k|k}) + H_k(x_k - x_{k|k}), \quad (4)$$

$$H_k^T = \nabla_x h^T(x)|_{x=x_{k|k-1}}$$

$$g(x_k) \approx g(x_{k|k}) = G_k \quad (5)$$

از ترکیب این معادلات و جایگذاری در معادلات (۱) و (۲)، با یک تقریب مناسب خواهیم داشت:

$$x_{k+1} = F_k x_k + (f(x_{k|k}) - F_k x_{k|k}) + G_k w_k \quad (6)$$

$$z_k - (h(x_{k|k-1}) - H_k x_{k|k-1}) = H_k x_k + e_k \quad (7)$$

که این یک مدل خطی در فضای حالت X_k می‌باشد. حال با اعمال صافی کالمن بر روی آن داریم [۱]:

$$\hat{x}_{k+1|k} = F_k \hat{x}_{k|k} + (f(\hat{x}_{k|k}) - F_k \hat{x}_{k|k}) = f(\hat{x}_{k|k}) \quad (8)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})) \quad (9)$$

که $P_{k|k}$ کواریانس بازگشتی و K_k بهره صافی کالمن می‌باشد. الگوریتم کلی صافی کالمن پیشرفته در جدول ۱ بیان گردیده است [۱].

جدول ۱. الگوریتم صافی کالمن پیشرفته (EKF) [۱]

الف) بروز کردن زمان
$\hat{x}_{k+1 k} = f(\hat{x}_{k k})$ $P_{k+1 k} = F_k P_k F_k^T + G_k Q_k G_k^T$
ب) بروز کردن محاسبات
$\hat{x}_{k k} = \hat{x}_{k k-1} + K_k (z_k - (h(\hat{x}_{k k-1})))$ $P_{k k} = P_{k k-1} - K_k H_k P_{k k-1}$
که در آن
$K_k = P_{k k-1} H_k^T (H_k P_{k k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$ $H_k^T = \nabla_x h^T(x) _{x=x_{k k-1}}$ $F_k^T = \nabla_x f^T(x) _{x=x_{k k}}$ $F_k^T = \nabla_x f^T(x) _{x=x_{k k}}$

در این مقاله ابتدا دو الگوریتم تخمین گر EKF و PF در ردیابی اجسام متحرک مانوری با حرکت‌های غیرخطی با یکدیگر مقایسه شده‌اند و میزان خطاهای هر یک در ردیابی سنجیده شده است. در ادامه روشی برای ردیابی جسم متحرک با حرکت‌های تصادفی بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری صافی ذره با استفاده از هیستوگرام وزن دار شده مولفه‌های رنگی جسم ارائه شده است. به این ترتیب که از یک کرنل گوسی جهت به دست آوردن مدل اولیه هدف، بر اساس هیستوگرام وزن دار شده سه مولفه رنگی R و G و B استفاده می‌شود. ابتکاری که در این مقاله موجب افزایش میزان دقت و کاهش زمان پردازش در بیشتر فریم‌ها شده این است که در مواقعی که هدف به علت مانورهای زیاد و دور یا نزدیک شدن‌های فراوان، تغییر ابعاد می‌دهد، شعاع کرنل بر اساس یک الگوریتم مبتنی بر روش لبه‌یابی، در هر فریم به صورت وقتی بروز می‌شود. همچنین تخمین موقعیت در هر فریم نیز بر اساس یکی از مولفه‌های رنگی با بیشترین وزن صورت می‌پذیرد. در ادامه در بخش‌های جداگانه‌ای الگوریتم صافی کالمن پیشرفته و الگوریتم صافی ذره در تخمین حالت جسم بررسی شده و تخمین چگالی کرنل و چگونگی وقتی سازی شعاع کرنل گوسی در بخش‌های بعدی تشریح می‌گردند و سرانجام در بخش پایانی نتیجه شبیه‌سازی‌ها بررسی می‌شوند.

۲. صافی کالمن پیشرفته

از آنجا که در بسیاری از کاربردهای عملی موقعیت جسم به صورت غیرخطی تغییر می‌کند، استفاده از صافی کالمن به صورت مستقیم در این مسائل ممکن نیست. در صافی کالمن پیشرفته، با استفاده از بسط تیلور مرتبه اول حول بهترین تخمین موجود، مدل‌های غیرخطی با مدل‌های خطی تقریب زده می‌شوند. در این صورت صافی کالمن، قابل استفاده بر روی سامانه خطی بدست آمده، خواهد بود [۱]. اگر X_{k+1} حالت سامانه در لحظه $K+1$ باشد، مدل حالت سامانه را به صورت:

$$x_{k+1} = f(x_k) + g(x_k)w_k \quad (1)$$

در نظر گرفته و مدل مشاهده به صورت:

$$z_k = h(x_k) + e_k \quad (2)$$

نوشته می‌شود که در آن $F(0)$ و $g(0)$ و $h(0)$ توابع انتقال هستند، w_k و e_k نیز نویز گوسی با میانگین صفر و کواریانس به ترتیب Q_k و R_k می‌باشند. اگر $\hat{x}_{k|k}$ تخمین حالت جسم در لحظه k باشد با بسط تیلور مرتبه اول حول این تخمین، با تقریب می‌توان نوشت [۱]:

۳. صافی ذره

که در آن $\delta(X_k - X_k^i)$ نشان دهنده تابع دلتای دیراک در نقطه $(X_k = X_k^i)$ می باشد. اگر امید ریاضی تابع دلخواه $f(0)$ را نسبت به $p(X_k|Z_k)$ با I نشان دهند:

$$I = \int f(X_k) \cdot p(X_k|Z_k) dX_k \approx \int f(X_k) \cdot P_N(X_k|Z_k) dX_k \quad (14)$$

آنگاه تخمین مونت کارلوی انتگرال به صورت حاصل جمع مقادیر تابع $f(0)$ به ازای نمونه های به دست آمده، به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{I}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_k^i) \quad (15)$$

اگر نمونه های X_k^i مستقل باشند آنگاه \hat{I}_N یک تخمین نااریب می گردد و مطابق با قانون اعداد بزرگ با I قابل تقریب خواهد بود و در صورتی که N عدد بسیار بزرگی باشد، تخمین به خوبی به سمت مقدار واقعی همگرا خواهد شد. همچنین نشان داده می شود که سرعت همگرایی تخمین، مستقل از واریانس و ابعاد فضای ویژگی بوده و فقط به تعداد ذرات N وابسته است، چنین خصوصیتی مهم ترین مزیت انتگرال گیری مونت کارلو نسبت به دیگر روش های انتگرال گیری عددی می باشد [۲].

۱.۳. نمونه برداری با اهمیت دنباله ای (SIS)

در اغلب موارد، نمونه برداری به صورت مستقیم از توزیع چگالی $p(x)$ در هر مرحله زمانی به دلایلی ممکن نیست، به همین دلیل به جای آن از توزیع دیگری مثل $q(x)$ که بسیار شبیه $p(x)$ است، نمونه برداری انجام می دهند و با وزن دهی صحیح به همان تخمین مونت کارلو نزدیک می شوند [۲]. $q(x)$ را توزیع پیشنهادی^۴ می نامند، لذا انتگرال به صورت زیر نوشته می شود:

$$I = \int f(x) \cdot p(x) dx = \int f(x) \cdot \frac{p(x)}{q(x)} \cdot q(x) dx \quad (16)$$

لذا تخمین مونت کارلوی آن برای $N \gg 1$ نمونه مستقل مطابق با توزیع $q(x)$ به صورت زیر است:

$$\hat{I}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot \tilde{w}(x^i); \tilde{w}(x^i) = \frac{p(x^i)}{q(x^i)} \quad (17)$$

عبارت $\tilde{w}(x^i)$ وزن های با اهمیت نامیده می شوند.

الگوریتم صافی ذره بر مبنای روش های مونت کارلوی دنباله ای^۱ بوده که در آن از نمایش ذره ای چگالی احتمال، برای تخمین پارامترهای یک توزیع دلخواه استفاده می شود. صافی ذره راه حل کاملی برای تخمین بهینه حالت جسم در شرایطی که مدل سامانه غیرخطی با توزیع نوین غیرگوسی است، می باشد. مدل انتقال یا حرکت سامانه را با زبان احتمالاتی به صورت $p(x_k|x_{k-1})$ و مدل مشاهده و یا اندازه گیری سامانه با $p(x_k|Z_{k-1})$ بیان می شود، X_k نماینده بردار حالت سامانه در حالت کنونی و Z_k نماینده مشاهده در سامانه است. معادلات بازگشتی بیز از دو مرحله زیر تشکیل شده اند [۲]:

مرحله پیش بینی:

$$p(x_k|Z_{k-1}) = \int_{R^n} p(x_k|x_{k-1}) p(x_{k-1}|Z_{k-1}) dx_{k-1} \quad (10)$$

مرحله به روز رسانی:

$$p(x_k|Z_k) = \frac{p(z_k|x_k) p(x_k|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} \quad (11)$$

$$p(z_k|Z_{k-1}) = \int_{R^n} p(z_k|x_k) p(x_k|Z_{k-1}) dx_k$$

روش شبیه سازی مونت کارلو به جای محاسبه انتگرال در تمامی نقاط، مقدار آن را با نمونه برداری در نقاطی که بیشترین سهم را در محاسبه انتگرال دارند، انجام می دهد. مبنای کار به این صورت است که برای محاسبه انتگرال

$$I = \int g(x) dx \quad (12)$$

آن را به صورت حاصل ضرب عبارت $p(x)$. $p(x) = f(x)$ $g(x)$ تبدیل کرده که در آن $p(x)$ نشان دهنده یک تابع احتمال است که شرایط $\int p(x) dx = 1$ and $p(x) \geq 0$ را برآورده می کند، لذا با این شرایط، I امید ریاضی تابع دلخواه $f(x)$ می باشد.

اگر از مدل حالت سامانه تا لحظه k که با تابع احتمال $p(X_k|Z_{k-1})$ بیان می شود، به تعداد N ذره ($N \gg 1$) مستقل و هم توزیع^۳ نمونه برداری شود، تخمینی از این توزیع به صورت زیر تعریف می شود [۲]:

$$P_N(X_k|Z_k) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_k - X_k^i) \quad (13)$$

4- Sequential Importance Sampling
5- Proposal Distribution

1- Sequential Monte Carlo(SMC)
2- Prediction
3- Independent and Identically Distributed(i.i.d.)

بنابراین برای نمونه برداری از توزیع پیشنهادی در مرحله زمانی k فقط لازم است که از توزیع $(Z_k, X_{k-1}, q(X_k | X_{k-1}, Z_k))$ نمونه برداری شود. در این صورت توزیع پسین توام در لحظه k را به صورت زیر تقریب می‌زنند [۲].

$$p(X_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i); w_k^i = \frac{p(X_k^i | Z_k)}{q(X_k^i | Z_k)} \quad (20)$$

که در آن، w_k^i وزن‌های با اهمیت ذرات بوده است که می‌توان وزن‌ها را به صورت بازگشتی نیز بدست آورد و سپس نرمالیزه نمود [۲].

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(Z_k | X_k^i) \cdot p(X_k^i | X_{k-1}^i)}{q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (21)$$

تعداد ذرات در فضای حالت باید تمامی فضا را پوشش دهد، هر چه تعداد ذرات بیشتر باشد تخمین معادله (۲۰) دقیق‌تر خواهد بود [۲].

۲.۳. توزیع پیشنهادی

موضوع اساسی در صافی‌های ذره، انتخاب توزیع پیشنهادی مناسب است، ساده‌ترین انتخاب برای این توزیع، توزیع پیشین می‌باشد [۳]، یعنی در مرحله زمانی k لازم است که از تابع چگالی احتمال انتقال نمونه برداری شود، یعنی:

$$q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(X_k^i | X_{k-1}^i) \quad (22)$$

مشکل اصلی در این روش افزایش واریانس وزن‌ها می‌باشد [۴]، چرا که پس از گذشت زمان اندکی، بیشتر نمونه‌ها وزن نرمالیزه شده نزدیک به صفر خواهند داشت و تنها یک نمونه دارای وزن بزرگی می‌باشد که از این پدیده با نام انحطاط ذرات یاد می‌شود. برای حل مشکل انحطاط، انتخاب توزیع پیشنهادی در مرحله زمانی k باید به صورتی باشد که واریانس شرطی وزن‌ها را کمینه کند. به این توزیع، توزیع پیشنهادی بهینه گفته می‌شود که از اطلاعات به دست آمده از مشاهده آخر نیز در نمونه برداری استفاده می‌کند، این توزیع به صورت [۵].

$$q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(X_k^i | Z_k, X_{k-1}^i) \quad (23)$$

است و طبق معادله (۲۱) وزن‌ها برای این توزیع به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(Z_k | X_{k-1}^i) \quad (24)$$

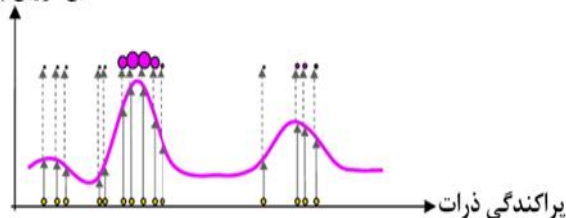
از آنجا که فاکتور نرمالیزاسیون مربوط به $p(x)$ موجود نیست، لذا وزن‌های با اهمیت به دست آمده $w(x^i)$ نرمالیزه می‌گردند و تخمین مونت کارلو به صورت زیر است [۲].

$$\Gamma_N = \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot w(x^i); w(x^i) = \frac{\tilde{w}(x^i)}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}(x^j)} \quad (18)$$

در نمونه برداری با اهمیت در هر مرحله زمانی، نمونه برداری از توزیع $q(x)$ به همراه محاسبه وزن‌ها انجام می‌شود که حجم محاسبات زیاد می‌شود. روش نمونه برداری با اهمیت دنباله‌ای (SIS) وزن‌های با اهمیت را به صورت بازگشتی بدست می‌آورد. ایده اصلی در این روش استفاده دوباره از نمونه‌های تولید شده در مراحل زمانی قبل، برای نمونه برداری از تابع توزیع پسین در مرحله زمانی جدید است [۲].

شکل ۱ روش نمونه برداری با اهمیت دنباله‌ای را به صورت شماتیک نشان می‌دهد. نقاط دایره‌ای، توزیع ذرات و قطر آنها وزن ذرات را نشان می‌دهد. با فرض اینکه همه ذرات در لحظه k وزن یکسانی داشته باشند، توزیع احتمال پسین در لحظه k رسم می‌شود، به این ترتیب وزن ذرات در لحظه $k+1$ با استفاده از توزیع احتمال پسین در لحظه k (توزیع پیشین در لحظه $k+1$) به روز می‌گردند. لذا وزن ذرات، یعنی قطر نقاط دایره‌ای، در مکان‌هایی که مقدار تابع توزیع احتمال کوچکتر است، کمتر می‌باشند. با استخراج ذرات و وزن مربوط به آنها، تابع چگالی احتمال پسین در لحظه $k+1$ بدست می‌آید. ساختار توضیح داده شده در این قسمت که توزیع پسین توام در هر مرحله زمانی، با استفاده از نمونه‌های وزن دار شده توصیف می‌گردد، اساس کاری صافی‌های ذره‌ای محسوب می‌شوند [۲].

تابع توزیع پسین

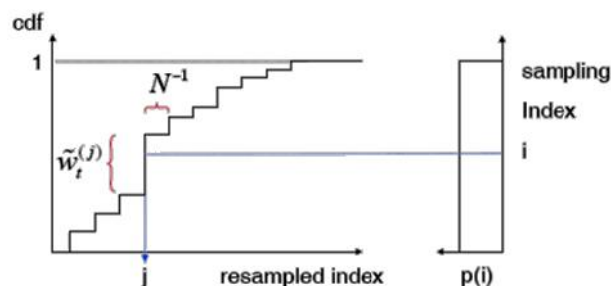


شکل ۱. نمایش روش SIS از تابع چگالی احتمال پسین [۲]

در روش نمونه برداری با اهمیت دنباله‌ای باید بتوان تابع توزیع پیشنهادی در لحظه k را به صورت زیر تجزیه کرد:

$$q(X_k | Z_k) = q(X_k | X_{k-1}, Z_k) q(X_{k-1} | Z_{k-1}) \quad (19)$$

شکل ۳ نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR را نشان می‌دهد، ابتدا عددی بین صفر و یک به صورت تصادفی و با توزیع یکنواخت تولید می‌شود، با تصویرکردن آن بر روی تابع سمت چپ که تابع جمعیتی وزن‌های نرمالیزه است، اندیس ذره‌ای که باید در جمعیت مرحله زمانی بعدی حضور داشته باشد به دست می‌آید. ذره‌ای که وزن بیشتر داشته باشد، احتمال انتخاب شدن بیشتری را دارد. لذا موقعیت و وزن هر ذره به میزان چگالی در آن نقطه از فضای حالت وابسته است. این روش، موقعیت هر ذره و وزن متناظرش را برای هر مشاهده به صورت بازگشتی به روز می‌کند. در پایان این مرحله یک مجموعه جدید از ذرات با موقعیت‌ها و وزن‌های جدید بدست می‌آید [۸].



شکل ۳. نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR [۸]

در این مقاله معیاری برای سنجش میزان انحطاط و جلوگیری از واگرایی بیان شده است که با عنوان تعداد نمونه‌های موثر^۲ معرفی می‌گردد. این معیار، به وضعیت نمونه‌ها در هر مرحله زمانی، عددی مثبت و کوچکتر از N_{th} نسبت می‌دهد که می‌توان از آن به عنوان تعداد نمونه‌هایی که به صورت موثر توزیع هدف را تخمین می‌زنند، تعبیر کرد [۸]. تعداد نمونه‌های موثر را با N_{eff} نشان داده و به صورت:

$$N_{eff} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (25)$$

می‌باشد. اگر تعداد نمونه‌ها از مقدار آستانه از پیش تعیین شده‌ای کمتر باشد، یعنی $N_{eff} < N_{th}$ بازنمونه‌برداری انجام می‌پذیرد. الگوریتم کلی صافی ذره با استفاده از روش بازنمونه برداری مطابق با جدول ۲ بیان گردیده است [۲]. تخمین موقعیت نهایی و عدم قطعیت مکانی (واریانس) در استفاده از الگوریتم بازنمونه‌برداری صافی ذره می‌تواند به صورت زیر محاسبه گردد [۲]:

$$\hat{x}_{k|k}^{MMS} = E(x_k | z_k) = \int x_k p(x_k | z_k) dx_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \cdot x_k^i \quad (26)$$

$$P_{k|k} \approx \sum_{i=1}^N w_k^i (x_k^i - \hat{x}_{k|k}^{MMS})(x_k^i - \hat{x}_{k|k}^{MMS})^T \quad (27)$$

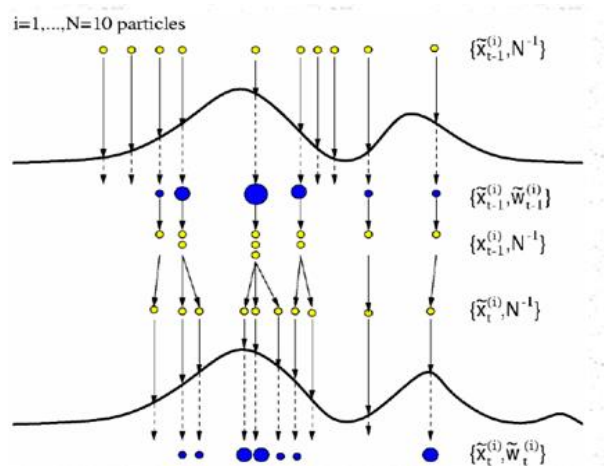
لذا وزن‌ها به نمونه‌های تولید شده در مرحله زمانی فعلی (\hat{x}_k^i) وابسته نمی‌باشند و امکان موازی‌سازی نمونه‌برداری و محاسبه وزن‌ها در هر مرحله زمانی را میسر می‌کند [۶].

۳.۳. بازنمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR)

بازنمونه‌برداری، روشی برای حل مشکل انحطاط از طریق صفر کردن واریانس وزن‌هاست. در مرحله بازنمونه‌برداری از میان نمونه‌های وزن‌دهی شده در انتهای یک مرحله زمانی SIS، N بار نمونه‌برداری انجام می‌شود. شانس انتخاب شدن هر ذره به وزن آن ذره وابسته است. در نتیجه، در این مرحله زمانی نمونه‌هایی با وزن بیشتر چندین مرتبه کپی شده و نمونه‌هایی با وزن کمتر حذف می‌شوند. در انتهای این مرحله زمانی وزن همه نمونه‌های انتخاب شده برابر با N^{-1} خواهد بود.

شکل ۲ مرحله باز نمونه‌برداری را که منجر به حذف نمونه‌های با وزن کم و تمرکز روی نمونه‌های با وزن زیاد است را برای ۱۰ ذره نشان می‌دهد [۲]. به این روش که در آن از نمونه‌برداری با اهمیت دنباله‌ای، باز نمونه‌برداری می‌کند، باز نمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR) گویند.

اگر چه SIR گامی حیاتی برای مقابله با انحطاط در صافی ذره می‌باشد، ولی مشکلاتی را نیز دارد، چراکه SIR خود تخمینی از تخمین وزن‌دار SIS است، در نتیجه خطایی را در تخمین آن مرحله زمانی ایجاد خواهد کرد. لذا باید تا امکان دارد در SIR با احتیاط رفتار نمود [۷].



شکل ۲. نمای گرافیکی بازنمونه برداری N ذره [۲]

که در آن h پهناى پنجره کرنل، پارامتر نرم کننده یا پهناى باند نامیده می‌شود. در این مقاله از تابع کرنل گوسی به صورت معادله زیر [۱۱]:

$$g(x) = \begin{cases} \left(\frac{1}{2\pi}\right)^{1/2} \exp(-x^2/2) & x < 1 \\ 0 & \text{سایر} \end{cases} \quad (29)$$

استفاده شده‌است. این کرنل نسبت به سایر توابع دیگر، با توجه به ردیابی جسم هوایی تاثیر پس زمینه را بیشتر کاهش می‌دهد [۶].

۱.۴. مدل هدف

برای مشخص کردن مدل هدف، باید یک فضای ویژگی انتخاب شود، مدل مرجع هدف توسط تابع چگالی احتمال آن در فضای ویژگی با q نشان داده می‌شود. مدل هدف در این مقاله به صورت برداری بر اساس هیستوگرام سه مولفه رنگی RGB می‌باشد. تعداد ویژگی‌های هر مولفه رنگی با $u = 1, 2, \dots, m$ نشان داده شده و به صورت [۱۱]:

$$q = \{q_u\}_{u=1,2,\dots,m} \quad \text{And} \quad \sum_{u=1}^m q_u = 1 \quad (30)$$

بیان می‌گردد. در این مقاله، جهت اعمال اعتبار بیشتر به نقاط حول مرکز جرم، از یک کرنل گوسی استفاده شده است. این کرنل، وزن-های کوچکتر را به پیکسل‌های دورتر از مرکز نسبت می‌دهد. استفاده از این وزن‌ها باعث مقاومت بیشتر چگالی تخمین می‌شود، چرا که پیکسل‌های دور از مرکز به خاطر پنهان شدگی‌های جزئی، شبه هدف‌ها و تداخل با زمینه، کمترین اعتبار را دارند.

هیستوگرام هر مولفه رنگی از مدل هدف با اعمال چگالی کرنل، وزن‌دار می‌شود که به آن هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف گفته و به صورت:

$$q^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g(x_j) \delta[b(x_j - u)]; \quad f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g(x_j)} \quad (31)$$

بیان می‌گردد. I تعداد پیکسل‌ها در محدوده مورد نظر، x_j موقعیت پیکسل-ها و f نیز فاکتوری جهت برقراری معادله ۳۰ می‌باشد [۱۲]. شکل ۴، هیستوگرام وزن‌دار شده و نرمالیزه شده مولفه‌های R و G و B مدل هدف را نشان می‌دهد.

جدول ۲. الگوریتم صافی ذره با روش باز نمونه برداری [۲]

ورودی : نمونه‌های X_{k-1}^i با وزن‌های w_{k-1}^i در مرحله زمانی $k - 1$
خروجی : نمونه‌های X_k^i با وزن‌های w_k^i در مرحله زمانی k - برای تعداد N ذرات، از توزیع پیشنهادی در مرحله زمانی k نمونه برداری کنید: $X_k^i \sim q(X_k^i X_{k-1}^i, Z_k)$ - برای تعداد N ذرات، با توجه به نوع تابع توزیع پیشنهادی وزن‌ها را محاسبه کنید: $w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(Z_k X_k^i) \cdot p(X_k^i X_{k-1}^i)}{q(X_k^i X_{k-1}^i, Z_k)}$ - برای تعداد N ذرات، وزن‌ها را نرمالیزه کنید: $w(X_k^i) = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j}$ - تعداد نمونه‌های موثر را به دست آورید: $N_{\text{eff}}^c \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}$ - آستانه ورود به حلقه باز نمونه برداری را تشکیل دهید (که N_{th} به طور معمول $N/2$ یا $3N/4$ می‌باشد): $N_{\text{eff}}^c < N_{\text{th}}$ - یک مجموعه جدید از ذرات $\{X_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ با موقعیت‌ها و وزن-های جدید مطابق با نمای گرافیکی شکل ۳ تشکیل دهید، به طوری که احتمال انتخاب اندیس i^* به صورت زیر باشد: $\text{prob}(X_k^i = X_k^{i^*}) = w(X_k^{i^*})$ - برای تعداد N ذرات، وزن‌ها را $w(X_k^i) = N^{-1}$ قرار دهید.

۴. تخمین چگالی کرنل

تخمین چگالی یک مفهوم اساسی در مباحث آمار است و به طور گسترده در الگوریتم‌های تشخیص و ردیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد. طبق تعریف، تخمین چگالی بر اساس داده‌های مورد مشاهده، تخمین زده می‌شود. چگالی تخمین زده شده به ساختار نمونه‌ها وابسته است [۹] و یکی از عمومی‌ترین روش‌های تخمین چگالی غیر پارامتریک، روش تخمین چگالی کرنل است [۱۰]. برای یک متغیر تصادفی، تخمین چگالی کرنل به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (28)$$

۵. ضریب باتاچاریا

این ضریب میزان مشابهت دو توزیع احتمال گسسته را بیان می‌کند، هرچه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار عددی آن به یک نزدیک می‌گردد و هر چه شباهت کمتر باشد، این ضریب به صفر میل پیدا می‌کند. تابع $\rho[p(y), q]$ به‌عنوان تابع مشابهت میان p و q تعریف می‌شود که نقش احتمال را بازی می‌کند و بیشینه آن در ناحیه کاندید هدف، حضور هدف را در آن فریم با توجه به مشابهت با q نشان می‌دهد و به‌صورت [۱۲]:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m [\sqrt{p^{(u)} \times q^{(u)}}] \quad (۳۴)$$

تعریف می‌گردد. برای اینکه این مقادیر مختلف میان مدل هدف و مدل ذرات کاندید هدف، قابل قیاس باشند، این ضریب باید دارای یک ساختار متریک باشد، لذا از تابع فاصله باتاچاریا جهت بررسی میزان اختلاف بین دو توزیع استفاده می‌شود:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (۳۵)$$

هرچه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار فاصله باتاچاریا به صفر میل می‌کند [۱۲].

۶. تابع توزیع درست‌نمایی مشاهده^۱

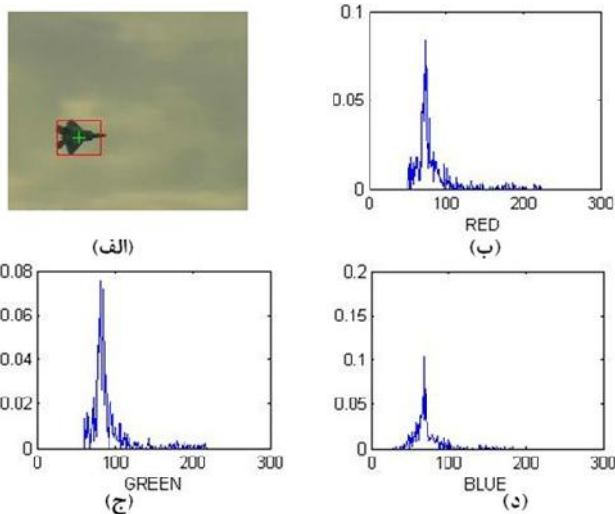
این تابع برای فرایند ردیابی در صافی ذره، موجب وزن‌دار شدن ذرات جهت ورود به مرحله بازنمونه‌برداری می‌شود و به‌صورت [۱۲]:

$$w^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۳۶)$$

تعریف می‌گردد. d از روی فاصله باتاچاریا جایگزین شده و عددی بین صفر و یک است، σ نیز میزان واریانس در نظر گرفته شده جهت مقایسه مدل هدف با مدل کاندید می‌باشد، در شبیه‌سازی این مقاله ۰/۲۵ در نظر گرفته شده است [۱۲].

۷. وفقی‌سازی شعاع کرنل

هنگامی که اندازه و ابعاد هدف تغییر می‌کند، اگر شعاع کرنل که در قاب ابتدایی با توجه به ابعاد هدف تعیین شده است، بدون تغییر باقی بماند، می‌تواند موجب شکست الگوریتم گردد و یا به یک



شکل ۴. (الف) انتخاب مدل هدف (ب) هیستوگرام وزن‌دار شده مولفه قرمز مدل هدف (ج) هیستوگرام وزن‌دار شده مولفه سبز مدل هدف (د) هیستوگرام وزن‌دار شده مولفه آبی مدل هدف (محور افقی سطوح شدت و محور عمودی وزن نرمالیزه شده هر سطح)

۲.۴. مدل ذرات کاندید هدف

مطابق با الگوریتم صافی ذره در فریم شروع ردیابی، موقعیت N ذره پیشگویی می‌گردد و هرکدام از این ذرات به‌صورت تصادفی در محدوده‌ای اطراف مرکز جرم فریم قبلی هستند و هر کدام از آنها می‌توانند کاندیدی برای موقعیت جدید هدف در فریم جاری باشند. اطراف هر ذره، پنجره‌ای به ابعاد پنجره کرنل محاطی بر هدف و به مرکز ذره، در نظر گرفته می‌شود. هیستوگرام وزن‌دار شده سه مولفه رنگی هر کدام از این پنجره ذرات همانند مدل هدف، به‌دست می‌آید. اگر کاندید هدف در موقعیت y تعریف شود و تابع چگالی احتمال آن با $P(Y)$ نمایش داده شود، برای هر مولفه از ذره می‌توان نوشت [۱۳]:

$$p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1,2,\dots,m} \quad \text{And} \quad \sum_{u=1}^m p_u(y) = 1 \quad (۳۲)$$

با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات کاندید، برای هر مولفه از ذره به‌صورت زیر خواهد بود و در آن I تعداد پیکسل‌ها در محدوده مورد نظر، X_j موقعیت پیکسل‌ها در آن محدوده، a تعیین‌کننده شعاع کرنل و f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله (۳۲) می‌باشد [۱۳].

$$p_y^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g\left(\frac{y - x_j}{a}\right) \delta[b(x_j - u)]; \quad f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g\left(\frac{y - x_j}{a}\right)} \quad (۳۳)$$

۸. نتایج شبیه‌سازی‌ها

برای مقایسه دو تخمین‌گر EKF و PF ابتدا یک مدل غیرخطی برای حرکت حالت جسم در یک محور مختصات به صورت [۱۶]:

$$x_k = 0.5x_{k-1} + 25 \frac{x_{k-1}}{1 + x_{k-1}^2} + 8 \cos(1.2k) + V_k \quad (۴۲)$$

در نظر گرفته شده است و مدل مشاهده نیز به صورت:

$$z_k = \frac{x_k^2}{20} + W_k \quad (۴۳)$$

فرض شده است، که در آن $x_k \sim N(0, \sigma^2)$ است، V_k و W_k نویزهای گوسی سفید می‌باشند و توزیع آنها به صورت $V_k \sim N(0, \sigma_V^2)$ و $W_k \sim N(0, \sigma_W^2)$ می‌باشند. در این مقاله این مقادیر به صورت، $\sigma^2 = 8$ ، $\sigma_V^2 = 8$ و $\sigma_W^2 = 2$ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل حرکت به صورت غیرخطی با یک نویز تصادفی گوسی می‌باشد و هر موقعیتی نیز توسط مدل مشاهده، در مکانی خاص دیده می‌شود [۱۷]. برای استفاده از صافی کالمن پیشرفته، مقدار F_k^T از مشتق معادله حالت به صورت زیر بدست می‌آید [۱۶]:

$$F_k = 0.5 + 25 \frac{1 - x_{k-1}^2}{(1 + x_{k-1}^2)^2} \quad (۴۴)$$

و مقدار H_k^T نیز از مشتق مدل مشاهده به صورت زیر بدست می‌آید:

$$H_k = \frac{x_k}{10} \quad (۴۵)$$

با انتخاب اولیه مقادیر میانگین و واریانس، مطابق با الگوریتم جدول ۱، موقعیت جسم در مراحل زمانی بعد تخمین زده می‌شود. در این شبیه‌سازی مکان اولیه $x_0 = 0.1$ و واریانس اولیه $P_0 = 2$ در نظر گرفته شده است.

برای استفاده از صافی ذره، تعداد ۵۰ ذره در همان مکان $x_0 = 0.1$ مقداردهی اولیه می‌شوند. سپس یک نویز گوسی تصادفی با واریانس $\sigma = 10$ ، به آن اضافه می‌گردد. در هر مرحله زمانی (تعداد ۸۰ مرحله زمانی در این مقاله) مکان جسم از طریق معادله (۴۲) بدست می‌آید.

موقعیت‌یابی ضعیف منجر شود [۱۴]. برای رفع این مشکل، روش مؤثری برای وفق دادن مستطیل احاطه کننده هدف با مقیاس جدید هدف، پیشنهاد می‌شود. این روش بر مشاهده تغییرات سریع مقدار بیکسل‌های تصویر وزن دار شده، در راستای مرزهای هدف بنا نهاده شده است. لذا چهار الگوی همبستگی C_L و C_R با ابعاد $h \times 3$ و C_T و C_B با ابعاد $3 \times w$ که موقعیت مرزهای چپ، راست، بالا و پایین را تعیین می‌کنند، مطابق شکل ۵، معرفی می‌شوند.

-2	-1	+2	+2	-1	-2	-2	+2
						-1	-1
						+2	-2

شکل ۵. الگوهای همبستگی (از چپ به راست) برای موقعیت‌های چپ، راست، بالا، پایین [۱۵]

h و w ارتفاع و پهنای مستطیل احاطه کننده هدف در فریم قبلی است. موقعیت اولیه مرزها X_L و X_R و Y_T و Y_B در فریم ابتدایی توسط کاربر تعیین می‌گردد و موقعیت نهایی مرزها در فریم جاری به صورت [۱۵]:

$$x_L = \operatorname{argmax} C_L \Theta W_k(x, y) \quad (۳۷)$$

$$|x - x_L| \leq \lambda w, y = y_c$$

$$x_R = \operatorname{argmax} C_R \Theta W_k(x, y) \quad (۳۸)$$

$$|x - x_R| \leq \lambda w, y = y_c$$

$$y_T = \operatorname{argmax} C_T \Theta W_k(x, y) \quad (۳۹)$$

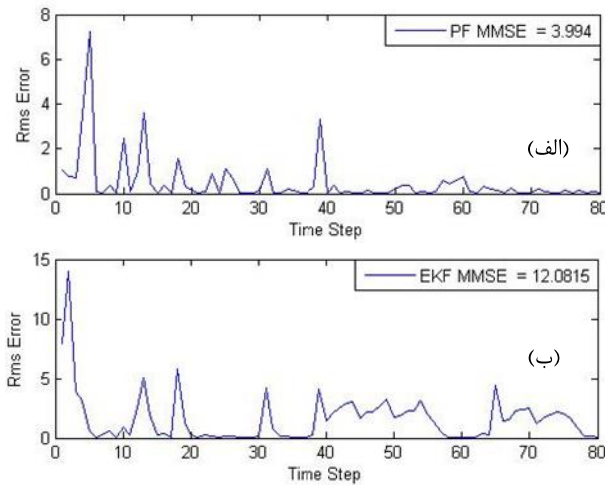
$$|y - y_T| \leq \lambda h, x = x_c$$

$$y_B = \operatorname{argmax} C_B \Theta W_k(x, y) \quad (۴۰)$$

$$|y - y_B| \leq \lambda h, x = x_c$$

$$C_i \Theta W_k(x, y) = \sum_{i=-w/2}^{+w/2} \sum_{j=-h/2}^{+h/2} C_i(i, j) \cdot W_k(x + i, y + j) \quad (۴۱)$$

که $\{L, R, T, B\}$ و h' و w' نیز ارتفاع و پهنای الگوی همبستگی و $\lambda = 0.1$ می‌باشد. لذا با یافتن موقعیت‌های بالا، پایین، چپ و راست می‌توان ابعاد هدف را تعیین نمود و با داشتن پهنا و ارتفاع هدف، شعاع کرنل برای فریم بعدی به‌طور مناسب انتخاب می‌گردد.



شکل ۷. مقایسه متوسط خطا در دو الگوریتم (الف) الگوریتم PF

های دورشونده و نزدیک شونده جسم، تغییرات دائم اندازه و شکل هدف و نیز تغییرات شدت پس‌زمینه، باید بتوان جسم را در فریم‌های متوالی ردیابی نمود.

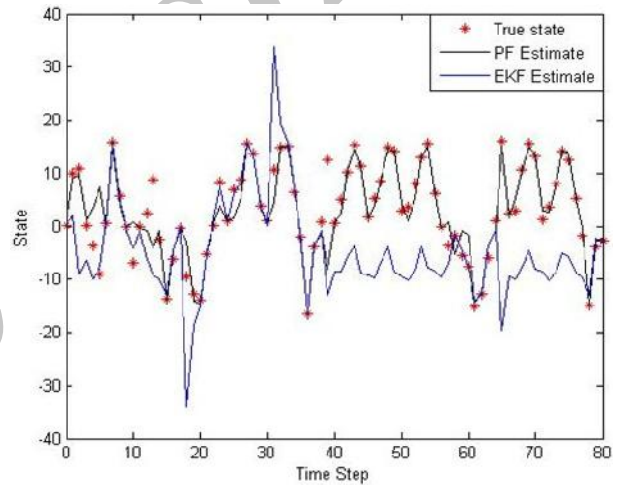
شکل ۸ میزان تغییرات مدل هدف را در چند فریم به عنوان نمونه نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، تغییرات به صورت حرکتی، زاویه‌ای، اندازه‌ای و ... بوده و الگوریتم ردیابی باید بتواند هدف را در این شرایط دنبال کند. در فریم اولیه، مدل اولیه هدف مطابق شکل ۴ بدست می‌آید و در همان فریم، ذرات $N=100$ در مختصات مرکز جرم هدف، مقداردهی اولیه می‌گردند. برای فریم بعدی که شروع ردیابی می‌باشد، ذرات بر اساس مختصات هدف در فریم قبلی با اعمال نویز تصادفی در واریانس مشخص پیشگویی می‌گردند.

لازم به ذکر است که واریانس با توجه به سرعت و مانور هدف متغیر بوده و تا وقتی هدف را می‌بیند، حداکثر به اندازه سه برابر پنجره احاطه کننده هدف است و هنگامی که هدف را از دست می‌دهد تا ده برابر این ابعاد بزرگ شده و جستجو را ادامه می‌دهد. بنابراین هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات کاندید مطابق با معادله (۳۳) به دست می‌آید. فاصله باتاچاریا، میزان شباهت میان مدل هدف با تمام مدل ذرات کاندید را بررسی می‌نماید. تابع توزیع درست‌نمایی

مدل مشاهده مربوطه نیز از طریق معادله (۴۳) ترسیم می‌گردد. لذا در هر مرحله زمانی یک مکان حالت اصلی که جسم باید در آنجا باشد و یک مکان مشاهده اصلی که جسم باید در آنجا مشاهده شود، وجود دارد.

تخمین موقعیت با الگوریتم صافی ذره بسیار دقیق‌تر بوده و در مراحل زمانی که جسم تغییرات ناگهانی و مانورهای تصادفی داشته، الگوریتم صافی ذره ردیابی بهتری را در تخمین موقعیت جسم داشته است.

شکل ۶ موقعیت اصلی جسم را در مقایسه با تخمین موقعیت از طریق دو الگوریتم صافی ذره و صافی کالمن پیشرفته در یک نمودار برای مقایسه بهتر نمایش می‌دهد.



شکل ۶. مقایسه مکان اصلی جسم با تخمین موقعیت از طریق دو الگوریتم PF و EKF

شکل ۷ میزان متوسط خطا در ۸۰ مرحله زمانی، در قسمت (الف) برای الگوریتم صافی ذره و در قسمت (ب) برای صافی کالمن پیشرفته نشان می‌دهد. متوسط میزان خطا در الگوریتم صافی ذره تقریباً ۳ برابر کمتر از الگوریتم صافی کالمن پیشرفته می‌باشد.

برای شبیه‌سازی ردیابی یک جسم با مانور زیاد در تصویر بر اساس الگوریتم بازنمونه‌برداری صافی ذره از فیلم هواپیمای جنگنده F22 با ۱۷۰۳ فریم، استفاده شده است. به دلیل مانورهای تصادفی، حرکت-



شکل ۸. تغییرات مدل هدف در چند فریم نمونه

جدول ۳. مولفه های تعیین کننده موقعیت جسم در ۱۷۰۳ فریم

مولفه B	مولفه G	مولفه R	
۱۳۹	۶۹۱	۸۷۳	تعداد کل فریم‌های استفاده شده از مولفه‌های رنگی

مرحله بازنمونه‌برداری را نشان می‌دهد و در قسمت (ج) تخمین موقعیت جسم در فریم بعدی با توجه به معادله (۲۶) نشان داده شده است. جدول ۳ تعداد مرتبه‌هایی که هر مولفه رنگی جهت تخمین موقعیت جسم در ۱۷۰۳ فریم ویدیویی، استفاده شده است را نشان می‌دهد.

شکل ۱۰ نمونه‌ای از تغییرات شعاع کرنل در برخی فریم‌ها را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوریتم به خوبی مقیاس هدف را می‌یابد و در برابر چرخش هدف مقاوم می‌باشد، چرا که چرخش هدف می‌تواند با تغییر شکل، تغییر رنگ (یا سطح خاکستری) و تغییر اندازه هدف همراه باشد که هر کدام از آنها به نوبه خود مشکل سازند و این الگوریتم مقاومت بالایی در برابر این چرخش‌ها دارد.

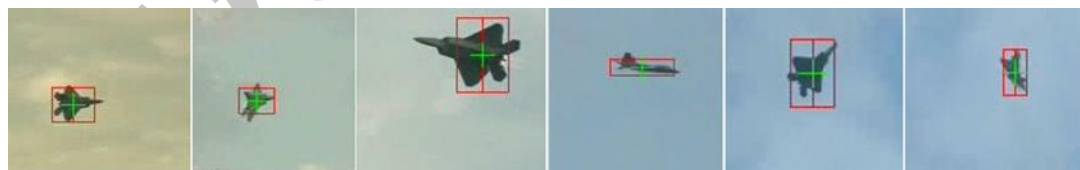
مشاهده با معادله (۳۶)، ذرات کاندید هر مولفه رنگی را وزن دار می‌نماید. الگوریتم بازنمونه‌برداری در هر مولفه رنگی، برای به‌دست آوردن مجموعه‌ای از ذرات جدید بوده که در طول آن ذراتی که وزن بیشتر دارند، چندین بار انتخاب شده و آنهایی که وزن کمتری دارند حذف می‌شوند، لذا ذرات وزن پایین در موقعیت ذرات وزن بالا قرار می‌گیرند.

ابتکار این مقاله برای تعیین موقعیت جسم در فریم جاری، استفاده از میزان وزن هر یک از مولفه‌های رنگی است و هر مولفه‌ای که متوسط وزن بالاتری داشت به عنوان مولفه تعیین کننده موقعیت جسم در آن فریم انتخاب می‌شود و طبق معادله (۲۶) موقعیت جسم در آن فریم، از مولفه رنگی به‌دست می‌آید. بنابراین تخمین موقعیت نهایی با یک مولفه رنگی صورت گرفته که زمان پردازش را نسبت به سناریوی مطرح شده در [۱۱] تا ۳ برابر کاهش می‌دهد.

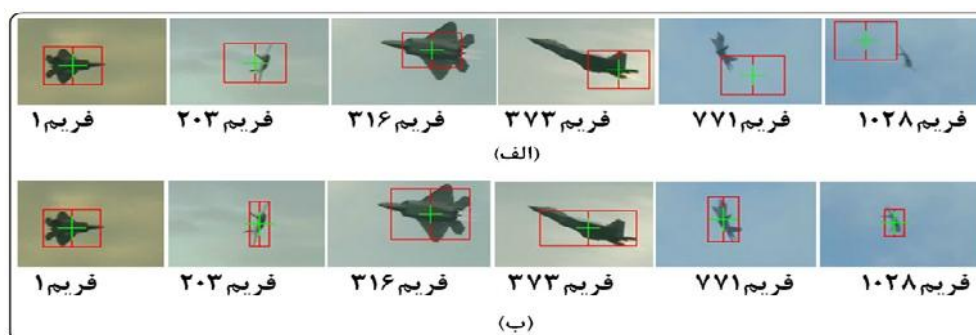
شکل ۹ در قسمت (الف) نحوه پراکندگی ذرات با توجه به واریانس سه برابر پنجره احاطه کننده هدف جهت تعیین موقعیت جسم در فریم بعدی را نشان می‌دهد و در قسمت (ب) نحوه تغییر مکانی ذرات با وزن کمتر به موقعیت ذرات با وزن بیشتر در



شکل ۹. (الف) مرحله پراکندگی ذرات (ب) تغییر موقعیت ذرات بعد از مرحله بازنمونه‌برداری (ج) تخمین نهایی موقعیت هدف

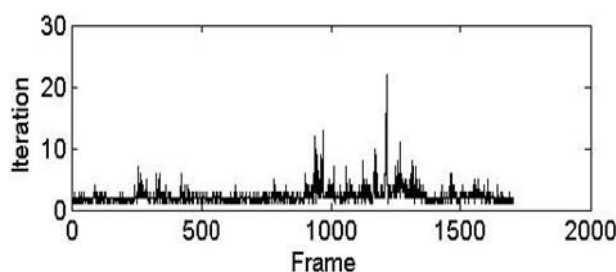


شکل ۱۰. تغییرات افقی شعاع کرنل متناسب با ابعاد هدف



شکل ۱۱. ردیابی در فریم‌های منتخب با شعاع کرنل ثابت و شعاع کرنل افقی

شکل ۱۴ نیز تعداد مراحل بازنمونه برداری مولفه رنگی انتخاب شده برای تعیین موقعیت در هر فریم را با توجه به وفقی بودن شعاع کرنل در فضای RGB نمایش می‌دهد که متناسب با تغییرات شعاع کرنل این مرحله نیز به صورت وفقی تغییر می‌کند و نقش بسزایی در کاهش زمان پردازش دارد. پایین بودن مراحل بازنمونه برداری در هر فریم، تعیین مکان جسم به صورت بلادرنگ را توسط الگوریتم مطرح شده نشان می‌دهد. اگر جسم در فریمی از دست برود این تعداد مراحل حتی تا بیشتر از ۱۰۰ مرحله نیز می‌رسد، که در این صورت زمان زیادی جهت تعیین موقعیت در آن فریم از دست می‌رود و الگوریتم از حالت بلادرنگ خارج می‌گردد.



شکل ۱۴. تعداد مراحل بازنمونه برداری برای تعیین موقعیت در هر فریم با وفقی بودن شعاع کرنل در فضای RGB

در جدول ۴ مدت زمان پردازش برخی فریم‌های منتخب در شکل ۱۱ با دو الگوریتم شعاع کرنل ثابت و شعاع کرنل وفقی، به صورت کمی با یکدیگر مقایسه شده است.

جدول ۴. مقایسه زمان پردازش در برخی فریم‌های منتخب با دو الگوریتم

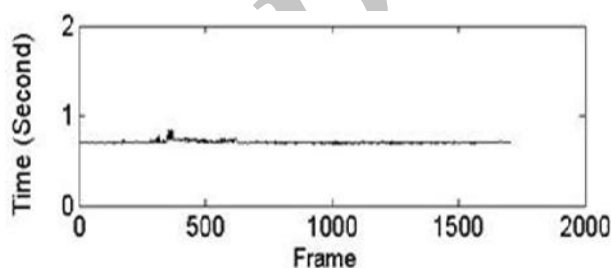
فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	
۱۰۲۸	۷۷۱	۳۷۳	۳۱۶	۲۰۳	۱	مدت زمان (میلی ثانیه) بدون وفقی بودن شعاع کرنل
۷۴۵	۶۸۰	۷۹۱	۷۱۷	۷۱۱	۷۰۲	مدت زمان (میلی ثانیه) با وفقی بودن شعاع کرنل
۵۰۳	۱۰۱	۱۱۹	۱۰۳	۱۲۳	۱۱۲	

۹. نتیجه‌گیری

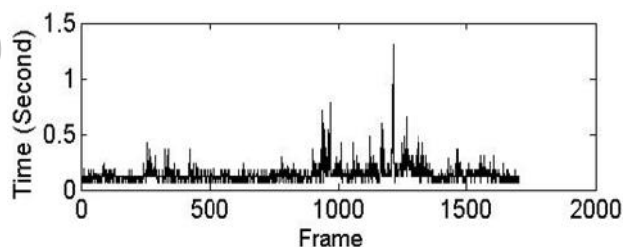
مسئله دقت و کاهش میزان زمان پردازش تشخیص و ردیابی موقعیت اهداف متحرک در تصویر از مسائل مهم در پردازش تصاویر رنگی محسوب می‌گردد که گاه مطابق با نوع ماموریت یکی بر دیگری ترجیح داده می‌شود. در این مقاله با انتخاب کرنل گوسی، هیستوگرام

در مرحله بازنمونه برداری با تکرار ثابت ۱۵ مرتبه بدون تغییر شعاع کرنل و با واریانس $\sigma = 0.2$ همان‌طور که در شکل (۱۱-الف) دیده می‌شود، در برخی فریم‌ها (از جمله فریم ۱۰۲۸) هدف از دست می‌رود ولی هنگامی که شعاع کرنل و مرحله بازنمونه برداری متناسب با آن، به صورت وفقی مطابق با شکل (۱۱-ب) تغییر می‌کند، هدف در کلیه فریم‌ها محفوظ می‌ماند.

شکل ۱۲ تغییرات زمان در هر فریم را با تعداد مراحل بازنمونه برداری ثابت ۱۵ مرتبه (برای از دست ندادن هدف)، بدون تغییر شعاع کرنل نشان می‌دهد.



شکل ۱۲. تغییرات زمان در هر فریم بدون وفقی بودن شعاع کرنل و تعداد تکرار بازنمونه برداری ثابت



شکل ۱۳. مدت زمان پردازش هر فریم با وفقی بودن شعاع کرنل در فضای RGB

زمان متوسط این مرحله، ۷۱۳ میلی‌ثانیه در هر فریم در طول ۱۷۰۳ فریم می‌باشد، کمترین زمان پردازش ۶۴۲ میلی‌ثانیه بوده و هنگامی که جسم در برخی فریم‌ها از دست می‌رود، تا یافتن مجدد آن، این زمان تا ۸۸۷ میلی‌ثانیه نیز می‌رسد.

شکل ۱۳ مدت زمان پردازش هر فریم را در شرایط وفقی بودن شعاع کرنل نشان می‌دهد، بنابراین با توجه به وفقی شدن شعاع کرنل و نیز وفقی شدن تعداد مراحل بازنمونه برداری در این مقاله، متوسط زمان پردازش فریم‌ها به ۱۳۶ میلی‌ثانیه کاهش یافته است. یعنی به حدود ۵ برابر کاهش زمان پردازش نسبت به ثابت بودن شعاع کرنل در شکل ۱۲ دست یافته‌ایم.

- [5] Hlinka, O, Slučiak, O, Hlawatsch, F, Djurić, P. M, and Rupp, M, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering." Available online: arXiv:1108.6214v1 [stat.AP], Aug. 2011.
- [6] Pocock, J, Dance, S, and Lawless, A, "State estimation using the particle filter with mode tracking" *Comput. Fluids*, vol. 46, no.1, pp.392-397, Jul. 2011.
- [7] Gao, M, Zhang, H, "Sequential Monte Carlo methods for parameter estimation in nonlinear state-space models" in *Proc. ScienceDirect*, March. 2012.
- [8] Doucet, A, Godsill, S, and Andrieu, C, "Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering" *Journal Statistics and Computing*, Vol. 10, No. 3, pp.197-208, 2000.
- [9] Han, B, "Adaptive Kernel Density Approximation and its Applications to RealTime Computer Vision" Doctor of Philosophy Dissertation, 2005.
- [10] Cheng, Y, "Mean shift, mode seeking, and clustering" *IEEE Trans. on Patt. Anal. and Mach. Intell.* 17 (8) 790-799, 1995.
- [11] Sugandi, B, Kim, H, Tan, J. K and Ishikawa, S, "Object Tracking Based on Color Information Employing Particle Filter Algorithm" in *Object Tracking*, Dr. Hanna Goszczynska (Ed.), ISBN: 978-953-307-360-6, 2011.
- [12] del Blanco, C. R, "Visual Object Tracking in Challenging Situations using a Bayesian Perspective" Ph.D. Thesis, Tesis Doctoral, 2010.
- [13] Comaniciu, D, Ramesh, V and Meer, P, "Kernel-Based Object Tracking" *IEEE Trans. PAMI*, v. 25, pp. 564-575, 2003.
- [14] Collins, R. T, "Mean-shift Blob Tracking through Scale Space" *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'03)*, IEEE, June. 2003.
- [15] Liang, D. D, Huang, Q, Jiange, S, Yao, Gao, W, "MeanShift Blob Tracking With Adaptive Feature Selection And Scale Adaptation" in *Proc. IEEE*, 2007.
- [16] Han, H, Ding, Y, Sh, Hao, K, R, Liang, X, "An evolutionary particle filter with the immune genetic algorithm for intelligent video target tracking" *College of Information Sciences and Technology, Donghua University*, 2011.
- [17] Afonso, M, "Particle Filter and Extended Kalman Filter for Nonlinear Estimation: A Comparative" *IEEE*, 2008.

وزن‌دار شده مولفه‌های رنگی به عنوان مدل هدف در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از ردیابی در سناریوهای مختلف الگوریتم مطرح شده نشان می‌دهد با تخمین موقعیت نهایی توسط یکی از مولفه‌های رنگی، زمان پردازش نسبت به سناریوی مطرح شده در مرجع [۱۱] تا سه برابر کاهش یافته است.

همچنین با وفقی‌سازی شعاع کرنل متناسب با ابعاد هدف و نیز تغییرات وفقی تعداد مراحل باز نمونه برداری متناسب با وزن ذرات نمونه، این زمان تا حدود پنج برابر کاهش یافته و متوسط زمان پردازشی هر فریم با تعداد ۱۰۰ ذره، ۱۳۶ میلی‌ثانیه شده است. از طرفی الگوریتم مطرح شده، ردیابی جسم متحرک با حرکت‌های تصادفی و تغییرات مداوم مدل هدف در ۱۷۰۳ فریم ویدئویی را بدون از دست دادن جسم در هیچ فریمی، به صورت بلادرنگ انجام داده است. همچنین نشان داده شد که در شرایط غیرخطی حرکت جسم، می‌توان با استفاده از الگوریتم صافی ذره به دقتی در حدود سه برابر الگوریتم صافی کالمن پیشرفته دست یافت.

روش بررسی شده در مقاله بر اساس الگوریتم باز نمونه برداری صافی ذره و بهره‌گیری از تخمین چگالی کرنل گوسی با شعاع متغیر جهت به دست آوردن هیستوگرام وزن‌دار شده مولفه‌های رنگی مدل هدف و مدل ذرات کاندید، در نرم‌افزار متلب شبیه‌سازی شده و در شرایط مختلف از جمله وجود تغییرات بزرگ در اندازه هدف، بروز تغییرات تصادفی در جهت حرکت آن و همچنین حرکات ناگهانی چرخشی، مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج به دست آمده حاکی از پایداری الگوریتم در برابر این شرایط مذکور می‌باشد.

۱۰. مراجع

- [1] Ristic, B, Arulampalam, S, and Gordon, N, "Beyond the Kalman Filter, Particle Filters For Tracking Applications" Artech House, Boston, London, 2004.
- [2] Doucet, A, Freitas, N. D, and Gordon, N, "Sequential Monte Carlo methods in practice" New York, NY: Springer, 2001.
- [3] Li, M, Tan, T, Chen, W, and Huang, K, "Efficient Object Tracking by Incremental Self-Tuning Particle Filtering on the Affine Group" in *Proc. IEEE*, March. 2012.
- [4] Hlinka, O, Hlawatsch, F, and Djurić, P. M, "Likelihood consensus-based distributed particle filtering with distributed proposal density adaptation" Available online: arXiv:1109.6191v1 [stat.AP], Sep. 2011.